

時空間濃淡画像からの重み付投票を用いた回転物体の形状復元法の解析

3P-7

杉本茂樹 奥富正敏

東京工業大学 大学院情報理工学研究科 情報環境学専攻

1 はじめに

物体の3次元形状を復元する方法として、回転する物体を撮像した時空間濃淡画像を利用する方法に注目した。複数の画像から時空間断面画像を生成し、物体半径に対応したsin曲線を抽出することにより形状が得られる。断面画像のエッジから曲線を抽出して復元する例は[2][3]などがあるが、エッジのない滑らかな濃度変化をもつ領域に対しては復元されない。本研究では、sin曲線を抽出する方法として、濃淡情報を活用した正規分布型重み関数を用いた重み付投票[1]を行う。

本論文では、線形な濃度変化を持つ平面、という簡単な対象モデルを想定して、画像にノイズが混入した場合の本手法に関する解析を行う。濃度が一致した時のみ投票（一致型投票）を行う場合より推定精度が良い事と、さらに、正規分布型の分散値を変える事により推定結果が改善できる事を理論的に示し、それを実験的に検証する。

2 重み付投票による形状復元

物体を回転させながら得られた画像のy座標を一定にした部分を取り出し時空間断面画像とする。ただし、回転軸とy軸は平行であり、回転軸が画像面上x=0に一致するとする(図1)。断面画像上において、x=0の時の回転角をθ₀とすると、正射影を仮定した時、断面画像上の点(x, θ)と物体の半径rの関係は、

$$x = r \sin(\theta - \theta_0) \quad (1)$$

となる(図2)。時空間断面画像上の任意の点(x, θ)を通るsin曲線を式(1)から求め、このrに対し濃度の値に依存した重み付投票を行い、最大の投票値を得たr̂を推定半径とする。

断面画像上の点(x, θ)と(0, θ₀)の濃度Iを比較し、値が近い程大きな重みを与えるような重み関数W(X)を考える。濃度の差が0である時に重み1を与えるような正規分布型重み関数をW(X)とする。このXを濃度

差としてW(X)の値を各rに与え、投票関数V(r)を構成する。

$$W(X) = \exp\left[-\frac{X^2}{2\sigma_w^2}\right] \quad (2)$$

$$V(r) = \int W[X]d\theta \quad (3)$$

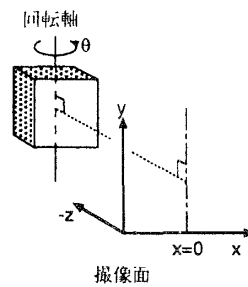


図1: 撮像方法

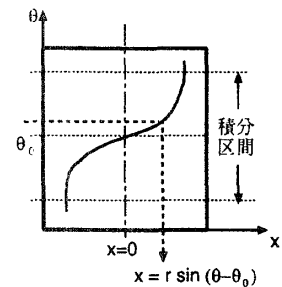


図2: 断面画像

3 復元精度の解析

3.1 ノイズ混入時の投票結果

画像に混入するノイズγは正規白色とする。投票関数は次のように書ける。

$$V(r) = \int W[X(r, \theta)]d\theta = \int W(r, \theta)d\theta \quad (4)$$

$$X(r, \theta) = D(r, \theta) + \gamma(r, \theta) \quad (5)$$

$$D(r, \theta) = I(0, \theta_0) - I(r \sin \theta, \theta) \quad (6)$$

$$\gamma \sim N(0, \sigma_n^2) \quad (7)$$

W(r, θ)は独立な不規則信号になる。中心極限定理からV(r)の確率密度関数は正規分布になると考えられ、その平均と分散はW[X(r, θ)]の平均と分散から得られる。

$$V(r) \sim N(\mu(r), \sigma^2(r)) \quad (8)$$

$$\mu(r) = \int E[W(r, \theta)]d\theta \quad (9)$$

$$\sigma^2(r) = \int Var[W(r, \theta)]d\theta \quad (10)$$

物体の実半径をr_{real}とするとV(r_{real}) > V(r)となる確率は

$$P(V(r_{real}) > V(r)) = 1 - P(V(r_{real}) \leq V(r)) \quad (11)$$

$$= 1 - \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp[-x^2] \int_{-\infty}^{f(x)} \exp[-y^2] dy dx \quad (12)$$

$$f(x) = \frac{\sigma(r)}{\sigma(r_{real})} x + \frac{\mu(r) - \mu(r_{real})}{\sqrt{2}\sigma(r_{real})} \quad (13)$$

Shape Recovery of Rotating Object using Weighted Voting
 Shigeki Sugimoto and Masatoshi Okutomi
 Department of Mechanical and Environmental Informatics,
 Graduate School of Information Science and Engineering,
 Tokyo Institute of Technology
 2-12-1 O-okayama, Meguro-ku, Tokyo 152, Japan

で得られる。 $V(r_{\text{real}})$ が最大となる確率は、式 (12) を全ての $r (\neq r_{\text{real}})$ に関して積算すればよいが、以下では r を r_{real} の隣近傍と考えて考察する。

3.2 撮像対象のモデル化と推定精度

以下では、光源を天空光源とし、ランバート面で構成された線形な濃度変化をもつ平面に対して $D(r, \theta)$ を含めた $V(r)$ の記述を行う。

k_0 を平面の法線方向から見た時の平面の表面濃度の傾きとし、 $\bar{r} = r - r_{\text{real}}$ とすると、

$$D(x, \theta) = k_0 \bar{r} \tan \theta \tag{14}$$

となる。式 (9)(10) に対し、式 (14) を当てはめる。積分区間は $[\theta_0 - \pi/2, \theta_0 + \pi/2]$ とする。

$$\mu = \frac{\sigma_w}{\sqrt{\sigma_w^2 + \sigma_n^2}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{1+u^2} \exp\left[-\frac{k_0^2 \bar{r}^2 u^2}{2(\sigma_w^2 + \sigma_n^2)}\right] du \tag{15}$$

$$\sigma^2 = \frac{\sigma_w}{\sqrt{\sigma_w^2 + 2\sigma_n^2}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{1+u^2} \exp\left[-\frac{k_0^2 \bar{r}^2 u^2}{\sigma_w^2 + 2\sigma_n^2}\right] du - \frac{\sigma_w^2}{\sigma_w^2 + \sigma_n^2} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{1+u^2} \exp\left[-\frac{k_0^2 \bar{r}^2 u^2}{\sigma_w^2 + \sigma_n^2}\right] du \tag{16}$$

$\sigma_w/\sigma_n \rightarrow 0$ では、式 (12) から $P[V(r_{\text{real}}) > V(r)] \rightarrow 0$ となることが示され、また、 $\sigma_w/\sigma_n \rightarrow \infty$ でも、 $P[V(r_{\text{real}}) > V(r)] \rightarrow 0$ となる。重み関数の分散 σ_w は小さすぎても大きすぎても精度が悪く、最適なものが存在することがわかる。

3.3 一致型投票との比較

一致型投票は、正規分布型重み関数の $\sigma_w \rightarrow 0$ の極限とも考えられるが、ノイズの確率密度を連続正規分布と考えた時、その極限は無意味である。そこで、ある小範囲内で等しい重みの投票を行うとし、重み関数を以下のように定義する。

$$W(X) = \begin{cases} 1, & -\frac{a}{2} < X < \frac{a}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{17}$$

ただし、 a が十分小さいものとする。このとき、

$$\mu = \frac{a}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{1+u^2} \exp\left[-\frac{k_0^2 \bar{r}^2 u^2}{2\sigma_n^2}\right] du \tag{18}$$

$$\sigma^2 = \frac{a}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{1+u^2} \exp\left[-\frac{k_0^2 \bar{r}^2 u^2}{2\sigma_n^2}\right] du - \frac{a^2}{2\pi\sigma_n^2} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{1+u^2} \exp\left[-\frac{k_0^2 \bar{r}^2 u^2}{\sigma_n^2}\right] du \tag{19}$$

が得られる。一致型の $P(V(r_{\text{real}}) > V(r))$ を正規分布型重みのものと比較すると、その確率は正規分布型の

σ_w/σ_n が小さい時とほぼ等しい。以上の考察より、 σ_w を適当に選べば、正規分布型重みの時の精度を一致型投票より高くすることができる。

4 実験

実験では、回転軸上に置いた立方体の各面に $k_0 = 25.6$ の線形濃度変化をつけ、正射影で投影した画像を CG を用いて作り、時空間断面画像を構成した。このとき全ての高さ y で同じ断面画像になる。ノイズの分散 $\sigma_n = 4.0$ とし、正規分布型重みの σ_w を変えて形状を復元したものが図 3 である。図 4 は、 σ_w を変えて復元し、推定結果の誤差を RMSE で評価したものである。横軸が σ_w 、縦軸が RMSE となっている。3つの曲線は、ノイズの標準偏差 σ_n が違うものである。解析で示したように、 σ_w に最適な値が存在し、その値は σ_n が大きい程大きくなることがわかる。

また、 $\sigma_n = 8.0$ のときの一致型投票 ($a = 2.0$) による推定結果の RMSE を図 4 に水平な破線で示す。一致型投票の時は正規分布型重みの σ_w が非常に小さい事と同じような結果になり、適当な σ_w を選べば重み付投票が精度を良くすることができる事がわかる。

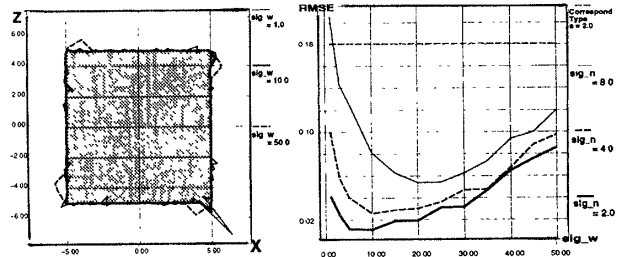


図 3: $\sigma_n = 4.0$ の復元結果

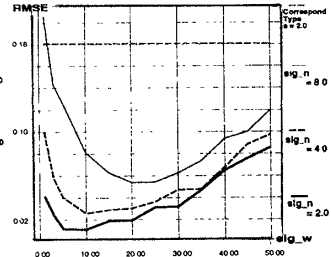


図 4: 推定誤差

5 まとめ

対象の形状を推定する方法として、正規分布型重み付投票を行う事で、一致型投票より推定結果が改善される事が示せた。また、正規分布型重みの分散 σ_w は、大きすぎても小さすぎても推定結果が悪くなり、ノイズの分散等に依存して決まるある最適な値が存在することがわかった。この最適な σ_w を定量的に評価する事が今後の課題である。

参考文献

- [1] 上田 奥富, 重み付投票による回転物体の密な形状復元, 電子情報通信学会全国大会, D-582, 1996
- [2] 柿木 鄭 田中 安部, テクスチャとシェーディングを利用した回転物体の形状復元, 情処研報, 95-95, pp.25-31, 1995
- [3] 日浦 佐藤 井口, 対象物体の回転による形状と反射率の同時計測, MIRU'94, Vol.II, No.13, pp279-286, 1994